

Identificação e Análise das Experiências de Sucesso Educacional

Tufi Machado Soares*
Amaury Patrick Gremaud†

C
A
P
Í
T
U
L
O

9

1. Introdução

Um elemento chave na pesquisa sobre eficácia escolar é o seu foco longitudinal (cf. Ferrão & Couto, 2013). No entanto, existe no Brasil uma carência de estudos longitudinais e as medidas de desempenho dos alunos acabam sendo obtidas em estudos transversais, particularmente, por meio das avaliações em larga escala como a Prova Brasil. Nesse contexto, para compensar essa limitação, o presente estudo procura avaliar as medidas de proficiência em anos escolares não avaliados habitualmente nas avaliações em larga escala tradicionais. Por outro lado, a identificação de escolas que apresentam bons resultados educacionais, *vis a vis* o perfil socioeconômico, cultural e familiar de seu aluno, é possível por meio do emprego de modelos com estruturas hierarquizadas.

Dois estudos foram realizados neste trabalho. No primeiro, emprega-se uma metodologia que considera o efeito da condição socioeconômica nos resultados dos alunos (que será apresentada na seção 2.2), no qual as escolas são divididas em três grupos: 40 de maiores valores agregados, 40 de menores valores agregados, e as demais. Procura-se, então, identificar e analisar as variáveis escolares que se diferenciam entre os dois grupos de escolas de maiores e menores valores agregados. O objetivo é tentar explicar as experiências de maior sucesso educacional em comparação com as de menor sucesso. São usadas, para isso, as bases de dados do projeto BNDES, do Censo Escolar e da Prova Brasil. No segundo estudo, por meio de modelos lineares hierárquicos, é analisada a associação das variáveis relacionadas ao Clima Escolar das escolas, medidas através dos instrumentos aplicados aos professores na Prova Brasil, com as proficiências dos alunos medidas nos testes do projeto BNDES. Em ambos os estudos o foco é obter as associações entre as variáveis escolares e as proficiências cognitivas dos alunos.

* Universidade Federal de Juiz de Fora;

† Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto – Universidade de São Paulo (FEA-RP/USP)

O trabalho se organiza da seguinte forma. Na seção 2 são apresentados os indicadores e as variáveis usadas nos estudos, os modelos e métodos analíticos incluindo os utilizados na construção dos indicadores e na análise de associação das variáveis com os resultados dos alunos. Nas seções 3 e 4 são apresentados os resultados encontrados para os estudos I e II.

2. Métodos e Técnicas de Análise

2.1 Indicadores e Variáveis Utilizadas nos Estudos

Os estudos utilizaram os dados coletados no projeto BNDES, mas também dados do censo escolar de 2012 e os dados da Prova Brasil de 2011. A seguir são apresentados os indicadores e as variáveis empregadas nas análises.

Indicador de Recursos em Infraestrutura (CENSO ESCOLAR)

A base do Censo Escolar (2012) é composta, entre outros, por 43 itens que caracterizam a infraestrutura da escola, entre eles, por exemplo, o que avalia se a escola possui sala de professores, banheiro adaptado, recursos didáticos - como retroprojektor, DVD, acesso à internet banda larga etc. Uma listagem completa dos itens usados na construção desse indicador se encontra no ANEXO 2. Um indicador de **Recursos em Infraestrutura** das escolas foi construído utilizando-se essas bases de respostas. Esse indicador foi produzido por meio de modelos da TRI de dois parâmetros e modelos para respostas graduada utilizando-se o *software Parscale*® (cf. Muraki & Bock, 1995) – ver ANEXO V. As análises da dimensionalidade e da consistência interna do indicador foram realizadas por meio de técnicas de análise fatorial para dados dicotômicos utilizando-se o *software Testfact* (cf. Wilson *et al*, 1998) – ver anexo IV para maiores detalhes. Uma descrição sucinta dessas técnicas empregadas é apresentada nos anexos de IV a VI.

Indicadores do Clima Escolar (PROVA BRASIL)

As bases de dados da PROVA BRASIL (2011) forneceram os dados para construção de indicadores ligados a algumas dimensões do Clima Escolar. Especificamente, foram utilizadas as respostas dos professores às questões de 46 a 82. Foram utilizadas técnicas de análise fatorial para dados ordinais, utilizando-se o *software LISREL*, com o objetivo de se analisar a dimensionalidade e a consistência interna dos indicadores das dimensões do Clima Escolar avaliadas.

As medidas dos indicadores foram obtidas por meio de modelos de respostas graduadas da TRI utilizando-se o software PARSCALE. O Quadro 01 contém a relação dos constructos obtidos através das bases da PROVA BRASIL. Uma apresentação detalhada desses indicadores e dos itens utilizados na sua construção pode ser encontrada no ANEXO I.

Quadro 1 – Constructos (Prova Brasil)

Constructos
Atribuição do baixo aprendizado às causas exógenas, intrínsecas à escola
Atribuição do baixo aprendizado às causas exógenas, extrínsecas à escola
Percepção do incentivo do diretor
Percepção de Coesão e trabalho em equipe
Percepção de Carência de recursos pedagógicos e financeiros
Absenteísmo de professores e alunos
Empenho do Professor de Língua Portuguesa
Empenho do Professor de Matemática

Características da Escola Medidas no Projeto BNDES

Finalmente, a partir das bases de respostas dos alunos no projeto BNDES foram obtidas algumas variáveis de escola e construído um indicador de posse de recursos de informática, cuja metodologia de construção seguiu os mesmos passos descritos na produção dos demais indicadores. O Quadro 02 contém a relação das variáveis de escola medidas através dos instrumentos do projeto BNDES utilizadas neste trabalho.

Quadro 2 – Variáveis de Escola–Projeto BNDES

Variáveis
Percentual médio de escolas que oferece Atividades complementares na escola ou 2º turno (Q35)
Percentual médio de alunos que participa de atividades do contraturno (Q36)
Percentual médio de alunos que frequentam Aulas de Reforço no contraturno (Q38)
Percentual médio de alunos que participam de algum Esporte no contraturno
Percentual médio de alunos que frequentam aulas de Artes no contraturno
Percentual médio de alunos que frequentam aulas de Música no contraturno
Percentual médio de alunos que praticam algum tipo de Recreação
Percentual de alunos que praticam Outras atividades no contraturno
Percentual médio de alunos que prefeririam estudar em outra escola pública do mesmo município (Q42)
Percentual médio de alunos que alegam que suas escolas oferecem prêmios para os alunos se os resultados da prova Brasil forem bons (Q46)
Percentual médio de alunos que alegam que seus professores ensinam “truques” e/ou “macetes” para fazer a Prova Brasil (Q47)
Indicador de posse de recursos de Informática

Fonte: Elaboração própria

2.2 Cálculo do valor agregado das escolas

Sabe-se, historicamente, que a proficiência do aluno está fortemente relacionada às condições socioeconômicas familiares. Essa variável tem sido muito utilizada como uma variável de controle em estudos de análise contextual. Dada à dificuldade de se inquirir o aluno diretamente sobre a renda de sua família, foram formuladas questões que avaliavam itens de conforto (geladeira, máquina de lavar, entre outros) e itens associados aos hábitos de caráter cultural (computadores e livros). A partir desses itens e por meio de modelos da Teoria da Resposta ao Item – TRI (ver anexo V), foi construído um indicador da condição socioeconômica dos alunos, **ISE**. Esse indicador reflete de forma mais fidedigna as condições socioeconômicas e culturais dos alunos do que qualquer outro indicador externo utilizado para classificar segmentos sociais, já que ele foi extraído da própria população a qual se pretende estudar.

Utilizando-se de Modelos Lineares Hierárquicos (ver o anexo VI), foi possível realizar o cálculo do valor esperado para cada aluno em ambas as disciplinas avaliadas, com base em seu ISE e o ISE médio de sua escola. O modelo empregado é apresentado a seguir:

$$Y_{ij} = \pi_{0j} + \pi_1 ISE_{ij} + \varepsilon_{ij}$$
$$\pi_{0j} = \gamma_0 + \gamma_1 \overline{ISE}_j + u_{0j}$$

No modelo com estrutura hierárquica apresentado acima, i representa o aluno e j a sua escola, assim, Y_{ij} representa a proficiência do aluno i na escola j , ISE_{ij} representa o índice socioeconômico do aluno i na escola j – usado aqui, também, como uma *proxy* de uma proficiência prévia (*baseline*) do aluno, $\overline{ISE}_j$ representa o índice socioeconômico médio da escola j , π_{0j} representa a proficiência média agregada pela escola j aos seus alunos, π_1 representa o efeito da condição socioeconômica do aluno. Note-se que, a proficiência média agregada pela escola j aos seus alunos é representada na segunda equação da estrutura hierárquica, onde γ_0 representa a média de proficiência agregada por todas as escolas, γ_1 representa o efeito da condição socioeconômica medida da escola e, finalmente, u_{0j} representa o resíduo da proficiência agregada pela escola, não explicada pela condição socioeconômica dos alunos. Portanto, descontando-se o efeito da condição socioeconômica dos alunos, u_{0j} pode ser interpretado como a parcela da proficiência agregada ao aluno pela escola.

Obtendo-se da equação acima a proficiência estimada para cada aluno, considera-se, neste trabalho, que o valor agregado do aluno em determinada disciplina e determinado ano escolar é igual à diferença entre a proficiência

observada e a estimada pelo modelo. Os cálculos foram feitos utilizando-se o software *HLM for Windows 2001*, versão 5.04, (cf. Stephen Raudenbush, Anthony Bryk e Richard Congdon, 2000). Assim, para cada escola, foram calculadas seis medidas de valor agregado, para cada um dos três anos escolares avaliados (4º, 6º e 8º) e cada uma das disciplinas: Língua Portuguesa e Matemática.

Cada uma dessas medidas foi ranqueada da seguinte forma: o menor valor recebeu o posto igual a 1, o segundo menor o valor 2 e assim por diante, até o total de escolas da amostra. Assim, para cada escola, obtiveram-se seis diferentes postos. Finalmente, a medida final de valor agregado da escola foi a média dos seus 6 postos. Selecionou-se, então, as 40 escolas de menores valores agregados (denominadas, aqui, genericamente, de escolas com Baixo Valor Agregado) e as 40 de maiores valores (denominadas de escolas de Alto Valor Agregado). A análise das diferenças entre essas escolas é o principal objetivo do trabalho.

3. Estudo I: Análise das diferenças entre as escolas de baixo e alto valor agregado

A fim de se avaliar se há diferenças estatisticamente significativas entre os dois grupos mais extremos (o de maior e o de menor valor agregado) foram empregados Teste t de Student, caso os dados sejam normalmente distribuídos, e a Prova U de Mann-Whitney, caso contrário. Os resultados são apresentados na tabela 1 a seguir. As variáveis e indicadores apresentados em **negrito** são as que apresentam diferenças significativas para os dois grupos.

Os resultados indicam que as variáveis associadas à existência de contraturno são muito similares nos dois grupos analisados (de Baixo Valor Agregado e Alto Valor Agregado), exceto para os percentuais de alunos que frequentam aulas de reforço e aulas de música, em ambos os casos com percentuais maiores para os alunos que pertencem a escolas ao grupo de baixo valor agregado. É razoável supor que, provavelmente, o percentual de alunos em aulas de reforço seja maior naquelas escolas com maior incidência de alunos com baixa proficiência, o que torna esse resultado o esperado. Por outro lado, não há uma explicação *a priori* para o fato de o percentual de alunos que assistem às aulas de música ser maior no grupo de escolas de baixo valor agregado – necessitando, portanto, uma investigação mais detalhada. De qualquer forma, os resultados indicam que não há grandes diferenças entre os dois grupos no que se refere à participação no contraturno, o que sugere que os modelos de escola em tempo integral, ou outros modelos de extensão da jornada escolar, estão produzindo muito pouco efeito nas proficiências dos alunos e na superação das desigualdades dentro das escolas e entre as escolas.

Tabela 1- Comparação das diversas variáveis ao longo dos grupos de valor agregado

Variáveis/Indicadores	Classificação das escolas		p-valor da diferença
	Baixo Valor Agregado	Alto Valor Agregado	
Projeto BNDES			
Percentual médio de escolas que oferece Atividades complementares na escola ou 2º turno (Q35)	53,01 (10,91)	49,8 (0,24)	0,504 ^a
Percentual médio de alunos que participam de atividades do contraturno (Q36)	56,67 (15,1)	50,4 (0,2)	0,109 ^a
Percentual médio de alunos que frequentam Aulas de Reforço no contraturno (Q38)	22,09 (10,29)	17,8 (0,15)	0,011 ^a
Percentual médio de alunos que participam de algum Esporte no contraturno	36,27 (10,21)	40,5 (0,18)	0,115 ^a
Percentual médio de alunos que frequentam aulas de Artes no contraturno	10,99 (6,98)	8,8 (0,07)	0,126 ^a
Percentual médio de alunos que frequentam aulas de Música no contraturno	8,46 (4,33)	6,2 (0,05)	0,010 ^a
Percentual médio de alunos que praticam algum tipo de Recreação	5,68 (4,52)	9,5 (0,18)	0,867 ^a
Percentual de alunos que praticam Outras atividades no contraturno	16,51 (6,11)	17,2 (0,13)	0,691 ^a
Percentual médio de alunos que prefeririam estudar em outra escola pública do mesmo município (Q42)	38,96 (9,81)	22,7 (0,11)	<0,001 ^a
Percentual médio de alunos que afirmam que suas escolas oferecem prêmios para os alunos se os resultados da prova Brasil forem bons (Q46)	27,86 (14,17)	17,7 (0,15)	<0,001 ^a
Percentual médio de alunos que alegam que seus professores ensinam truques e/ou “macetes” para fazer a Prova Brasil (Q47)	33,33 (11,46)	31,4 (0,17)	0,510 ^a
Indicador de posse de bens relacionados à Informática	0,04 (1,11)	-0,05 (1,24)	0,729 ^b
Indicador geral de Infraestrutura da escola (Censo Escolar)	-0,39 (1,44)	0,13 (0,65)	0,044 ^b
PROVA BRASIL			
Atribuição do baixo aprendizado a causas exógenas ao professor e intrínsecas à escola (Prova Brasil)	0,29 (0,94)	-0,42 (0,8)	<0,001 ^b
Atribuição do baixo aprendizado a causas exógenas ao professor e extrínseca à escola (Prova Brasil)	0,31 (0,74)	-0,5 (1,22)	0,001 ^b
Percepção do incentivo do diretor (Prova Brasil)	0,17 (1,01)	0,33 (0,91)	0,469 ^b
Percepção de Coesão e trabalho em equipe (Prova Brasil)	0,01 (0,87)	0,18 (0,97)	0,412 ^b
Percepção de Carência de recursos pedagógicos e financeiros (Prova Brasil)	0,16 (0,92)	-0,38 (0,95)	0,012 ^b
Absenteísmo de professores e alunos (Prova Brasil)	0,09 (0,7)	-0,58 (0,95)	0,001 ^b
Empenho do Professor de Língua Portuguesa (Prova Brasil)	-0,11 (0,82)	0,29 (1,03)	0,060 ^b
Empenho do Professor de Matemática (Prova Brasil)	-0,06 (1,08)	0,18 (0,89)	0,284 ^b

a-Prova U de Mann-Whitney; b-Teste t de student

É natural que o percentual de alunos que desejam mudar de escola seja maior nas escolas de menor valor agregado, isso é um indicativo de que parte dos alunos percebe corretamente a qualidade de sua escola.

Muito interessante é o resultado que indica que as escolas de mais baixo valor agregado tendem a oferecer mais prêmios para os alunos se saírem bem nas avaliações em larga escala. Provavelmente, isso indica que esse tipo de artifício torna-se dispensável ou menos necessário em escolas que estão no grupo de mais alto valor agregado.

A diferença das médias do indicador de infraestrutura, construído a partir dos dados do Censo Escolar, e cerca de 50% do desvio-padrão do indicador mostra claramente que as escolas de mais alto valor agregado possuem uma infraestrutura bem superior às de mais baixo valor agregado. Esse resultado não se reflete quando o aspecto da infraestrutura avaliado é o de recursos de informática. Nesse caso, as médias desse indicador nos dois grupos são muito similares.

Chama a atenção o fato de que nas escolas de mais baixo valor agregado as médias dos indicadores que avaliam o grau com que os professores atribuem a causas externas a ele (intrínsecas ou extrínsecas à escola) como responsáveis pelo baixo desempenho dos alunos são substancialmente mais altas do que as observadas nas escolas de mais alto valor agregado. Ou seja, os professores das escolas de mais baixo valor agregado tendem a justificar o baixo aprendizado dos alunos a problemas sociais, falta de recursos e salários, ao baixo nível cultural dos pais dos alunos, a falta de aptidão e esforço dos alunos, com muito mais intensidade do que os professores das escolas de alto valor agregado. Esses resultados parecem indicar que o trabalho do professor é fundamental na explicação das diferenças nos resultados dos alunos e que há grandes diferenças nesse trabalho entre as escolas de baixo e alto valor agregado. Assim, tudo indica que os professores das escolas de mais alto valor agregado sabem como promover melhor o aprendizado de seus alunos, seja qual for o perfil (de mais alta ou mais baixa condição econômica), e, provavelmente, trabalham mais intensamente e adequadamente nesse sentido. Os níveis de absenteísmo também são muito diferentes entre as escolas de baixo e de alto valor agregado, o que reforça a interpretação de que os professores são muito mais dedicados nas escolas de alto valor agregado.

4. Estudo II: Análise Multinível para o clima escolar

Neste estudo foram analisados os efeitos dos indicadores de clima escolar obtidos das bases de dados da PROVA BRASIL nas proficiências dos alunos avaliados no projeto BNDES.

4.1 Análise do Modelo Nulo (Partição da Variabilidade das Proficiências)

O modelo nulo permite analisar o percentual da variabilidade devido às características individuais dos alunos e das escolas. Nota-se que, em geral, nos primeiros anos escolares do ensino fundamental o efeito da escola é maior do que nos anos finais; por outro lado o efeito da escola é maior também na explicação das proficiências em Matemática do que em Língua Portuguesa.

Tabela 2 - Modelos Nulos

	Ano 4		Ano 6		Ano 8	
	Língua Portuguesa	Matemática	Língua Portuguesa	Matemática	Língua Portuguesa	Matemática
Escola	30%	33%	16%	22%	14%	16%
Aluno	70%	67%	84%	78%	86%	84%
Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Fonte: Elaboração própria

A variabilidade da proficiência explicada ao nível do aluno aumenta de 70% a 86% em Língua Portuguesa e de 67% a 84% em Matemática no decorrer dos anos escolares. Consequentemente, a variabilidade da proficiência entre as escolas decai de 30% a 14% em Língua Portuguesa e de 33% a 16% em Matemática. Ou seja, há muito mais variabilidade entre os resultados das escolas no 1º ciclo do ensino fundamental.

Esse resultado indica que é mais fácil para os gestores intervirem nos anos iniciais e/ou que a intervenção tem se dado com maior êxito nos anos iniciais do Ensino Fundamental em alguns sistemas do que nos anos finais. O maior efeito escola na proficiência em Matemática já foi relatado em outros estudos e está associado ao fato de que o aprendizado em Matemática é mais dependente dos processos escolares do que o aprendizado em Língua Portuguesa. De qualquer forma, todos os resultados indicam grande variabilidade entre os resultados das escolas, mesmo para os anos finais do ensino fundamental; deve-se sempre observar que o presente estudo refere-se somente às escolas públicas brasileiras.

4.2 Análise dos Modelos com variáveis de controle e variáveis de Clima Escolar

Nos modelos produzidos para verificar o efeito das variáveis de clima escolar, utilizou-se como controle uma medida da condição socioeconômica (ISE) dos alunos participantes do projeto BNDES, uma variável indicadora da Raça/Cor ("Negro") dos alunos, uma medida da defasagem idade-série e o gênero ("Masculino"). Essas variáveis de controle foram consideradas nos modelos tanto no nível dos alunos quanto no nível das escolas, desde que estatisticamente significativas. As variáveis de Clima Escolar foram consideradas

apenas no nível da escola, o mesmo acontecendo com a variável de Recursos em Infraestrutura. As tabelas de 03 a 08 apresentam os coeficientes fixos dos modelos para todos os anos escolares avaliados e para as duas disciplinas, sendo que apenas os efeitos estatisticamente significativos são apresentados. Por outro lado, todos os efeitos aleatórios considerados para o intercepto do modelo foram significativos para níveis de significância inferiores a 0.001.

Tabela 3 - Resultados para 4º ano – Língua Portuguesa

Efeito Fixo	Coeficiente	p-valor
Intercepto β_0		
Intercepto γ_{00}	185,00	<0,001
Percentual de Alunos “Negros” na Escola γ_{01}	-27,17	0,019
Defasagem Média na Escola γ_{02}	-22,73	0,050
ISE Médio na Escola γ_{03}	6,34	<0,001
Atribuição do baixo aprendizado a causas intrínsecas a escola γ_{04}	-4,12	<0,001
Atribuição do baixo aprendizado a causas extrínsecas a escola γ_{05}	-3,62	0,010
Absenteísmo de professores e alunos γ_{06}	-2,81	0,025
Empenho do Professor de Língua Portuguesa γ_{07}	3,73	0,001
Infraestrutura da Escola γ_{08}	3,09	0,020
Cor/Raça “Negra” β_1		
Intercepto γ_{10}	-7,09	<0,001
Gênero Masculino β_2		
Intercepto γ_{20}	-4,12	<0,001

Fonte: Elaboração própria

Note-se que os resultados da literatura (ver, por exemplo, Soares (2005), já apontam que as proficiências dos alunos estão fortemente associadas às variáveis de controle aqui utilizadas: ISE, Raça/Cor (“Negro”), Defasagem idade-série, e gênero (Masculino). É interessante observar que, após muitos anos e muitas políticas educacionais, o quadro não se modificou e, em alguns casos, as desigualdades pioraram. Interessantes são as diferenças de desempenho entre meninos e meninas: aumentaram-se as diferenças em língua portuguesa em todos os anos escolares, já são significativas as diferenças em matemática em favor das meninas nos anos escolares iniciais e diminuiram-se consideravelmente as diferenças nos anos finais do ensino fundamental em favor dos meninos. A escola pública está produzindo cada vez mais desigualdade entre os resultados de meninos e meninas. Por outro lado, os negros continuam em franca desvantagem educacional em relação a brancos e pardos, mesmo quando descontado o efeito da condição econômica.

Tabela 4 - Resultados para 4º ano - Matemática

Efeito Fixo	Coefficiente	p-valor
Intercepto β_0		
Intercepto γ_{00}	191,64	<0,001
Percentual de Alunos "Negros" na Escola γ_{01}	-27,39	0,035
Defasagem Média na Escola γ_{02}	-26,50	0,013
ISE Médio na Escola γ_{03}	5,22	0,001
Atribuição do baixo aprendizado a causas intrínsecas a escola γ_{04}	-4,40	<0,001
Atribuição do baixo aprendizado a causas extrínsecas a escola γ_{05}	-3,25	0,050
Absenteísmo de professores e alunos γ_{06}	-4,37	0,002
Infraestrutura da Escola γ_{07}	2,73	0,032
Cor/Raça "Negra" β_1		
Intercepto γ_{10}	-5,70	<0,001
Gênero Masculino β_2		
Intercepto γ_{20}	-1,46	0,024

Fonte: Elaboração própria

Tabela 5 – Resultados para 6º ano – Língua Portuguesa

Efeito Fixo	Coefficiente	p-valor
Intercepto β_0		
Intercepto γ_{00}	228,16	<0,001
Percentual de Gênero Masculino na Escola γ_{01}	-42,05	0,001
ISE Médio na Escola γ_{02}	9,44	<0,001
Coesão e trabalho em equipe γ_{03}	2,29	0,011
Absenteísmo de professores e alunos γ_{04}	-2,42	0,011
Cor/Raça "Negra" β_1		
Intercepto γ_{10}	-7,62	<0,001
Gênero Masculino β_2		
Intercepto γ_{20}	-7,46	<0,001
Defasagem β_3		
Intercepto γ_{30}	-12,82	<0,001
e	37,84	

Fonte: Elaboração própria

Tabela 6 – Resultados para o 6º ano - Matemática

Efeito Fixo	Coefficiente	p-valor
Intercepto β_0		
Intercepto γ_{00}	220,86	<0,001
Percentual de Alunos "Negros" na Escola γ_{01}	-37,30	0,001
ISE Médio na Escola γ_{02}	8,59	<0,001
Atribuição do baixo aprendizado a causas intrínsecas a escola γ_{03}	-2,82	0,002
Absenteísmo de professores e alunos γ_{04}	-3,14	0,007
Cor/Raça "Negra" β_1		
Intercepto γ_{10}	-6,96	<0,001
Gênero Masculino β_2		
Intercepto γ_{20}	4,63	<0,001
Defasagem β_3		
Intercepto γ_{30}	-13,56	<0,001
ISE β_4		
Intercepto γ_{40}	0,94	0,011
e	34,93	

Fonte: Elaboração própria

Tabela 7 – Resultados para o 8º ano – Língua Portuguesa

Efeito Fixo		Coefficiente	p-valor
Intercepto β_0	Intercepto γ_{00}	228,76	<0,001
	ISE Médio na Escola γ_{01}	8,21	<0,001
Cor/Raça “Negra” β_1	Intercepto γ_{10}	-7,90	<0,001
Gênero Masculino β_2	Intercepto γ_{20}	-10,95	<0,001
Defasagem β_3	Intercepto γ_{30}	-9,23	<0,001
e		37,84	

Fonte: Elaboração própria

Tabela 8 - Resultados para o 8º ano - Matemática

Efeito Fixo		Coefficiente	p-valor
Intercepto β_0	Intercepto γ_{00}	228,76	<0,001
	ISE Médio na Escola γ_{01}	8,21	<0,001
	Atribuição do baixo aprendizado a causas extrínsecas a escola γ_{02}	-2,06	0,027
Cor/Raça “Negra” β_1	Intercepto γ_{10}	-8,10	<0,001
Gênero Masculino β_2	Intercepto γ_{20}	2,17	0,006
Defasagem β_3	Intercepto γ_{30}	-8,69	<0,001
e		37,84	

Fonte: Elaboração própria

Os resultados corroboram parte da análise produzida na seção 4 (Estudo I) e verifica-se que, quanto mais os professores atribuem a causas externas a ele (intrínsecas ou extrínsecas à escola) como sendo causas responsáveis pelo baixo desempenho dos alunos, menor é a proficiência do aluno. Da mesma forma, maiores níveis de absenteísmo estão associados a menores níveis de proficiência. Note-se que o efeito dessas variáveis é bastante relevante, tendo em vista que se supõe que os erros de medidas associados a elas sejam apreciáveis, o que tenderia a reduzir as correlações medidas nos modelos.

5. Conclusão

Os estudos, apesar de metodologicamente diferentes, são congruentes e complementares. Duas conclusões principais emergem naturalmente de toda análise produzida. A primeira é de que as características do professor são cruciais na explicação dos níveis de proficiências. E a despeito da quase homogeneidade salarial desses professores, existem substanciais diferenças nos resultados apresentados entre as escolas. As parcelas dessas diferenças nos resultados que podem ser atribuídas às escolas são mais pronunciadas

nos primeiros anos do ensino fundamental do que nos anos finais, e outros estudos mostram que continuam diminuindo ao longo do ensino médio. Provavelmente, as políticas educacionais até agora implantadas, ou se destinam em sua maioria para o primeiro ciclo do ensino fundamental, ou apresentam efeito mais expressivo para essa etapa escolar. Há, naturalmente, duas direções de investigação do funcionamento dos processos escolares do segundo ciclo do ensino fundamental e do ensino médio, uma com foco no professor, e uma com foco no aluno, não esquecendo a interação desses dois atores. Há, claramente, uma diferença de perfil entre o professor dos primeiros anos do ensino fundamental e o do professor dos anos finais, o que remete a novas abordagens para as políticas educacionais que não sejam meras repetições ou adaptações das políticas destinadas ao primeiro ciclo – não se pode ver o aluno e o professor do segundo ciclo do ensino fundamental da mesma forma como se vê o aluno e o professor do primeiro ciclo. Não é de se admirar que a transição do primeiro para o segundo ciclo traga alguma crise e é preciso pensar um processo e uma organização escolar que amortize os efeitos dessa transição. Uma solução possível é de que já no 5º ano do ensino fundamental, o aluno tenha dois professores – matemática e ciências naturais e outro de língua portuguesa e ciências humanas, e no 6º ano não mais do que três ou quatro professores diferentes. De qualquer forma é preciso construir modelos de transição e avaliar seus efeitos.

O segundo resultado central do estudo diz respeito ao efeito do contraturno e a ampliação de jornada. Levando em consideração os custos necessários para implantação de um modelo de escola integral, é preciso estudar e projetar alternativas que tragam resultados mais expressivos. Os estudos sugerem que é preciso adaptar a ampliação da jornada ao perfil à necessidade dos alunos muito mais do que às crenças e desejos dos teóricos, professores ou, gestores educacionais. Sem dúvida, tem-se uma oportunidade para diminuir as diferenças de oportunidades entre os alunos das escolas, mas é preciso oferecer a todos não uma mesma proposta, mas propostas polivalentes que em parte sejam destinadas a suprir as deficiências não superadas na jornada habitual, mas também vá ao encontro de aspirações dos alunos e, por que não, traga-lhe novos desafios para uma sociedade plural, multicultural, e cada vez mais exigente. Muito mais do que aulas expositivas e tradicionais, já contempladas na jornada habitual, e para além da reposição dos conteúdos não apreendidos, necessários para aqueles com atraso no aprendizado, oficinas e atividades centradas nos alunos, supervisionadas diretamente ou não, talvez sejam mais indicadas para a ampliação da jornada.

Os resultados clarificam um ponto importante: escolas de alto valor agregado possuem recursos mínimos necessários de infraestrutura para ga-

rantir o seu funcionamento. No entanto, não parece que o que diferenciam os resultados sejam as tecnologias mais modernas baseadas em recursos intensivos de informática e multimídia. Boa parte das escolas não está ainda preparada para receber esse aporte de recursos, quer seja pelas suas instalações deficientes, quer seja pelo grau de preparo de seus professores para lidar com elas, isso deve ser um processo gradual e, por outro lado, precisa-se ter garantias de que os recursos mínimos de infraestrutura, tanto os pedagógicos quanto os administrativos, estejam disponíveis à todas escolas. Creio que o monitoramento, por meio dos dados do Censo Escolar, pode orientar facilmente os gestores em ações nesse sentido – pois, afinal, o uso de um indicador como o que foi construído neste trabalho pode facilmente ser usado com essa finalidade.

Referências Bibliográficas

- ANDRADE, D. F.; TAVARES, H. R.; VALLE, R. C. Teoria da Resposta ao Item: Conceitos e Aplicações. *Associação Brasileira de Estatística*, São Paulo, 2001.
- BIRNBAUM, A. Some Latent Traits Models and Their Use in Inferring na Examinee's Ability. In: LORD, F. M.; NOVICK M. R. (Org.). *Statistical Theories of Mental Test Scores*, Massachusetts: ed. Addison-Wesley, 1968, p. 397-472.
- BRYK, S. A.; RAUDENBUSH, W. *Hierarchical Linear Models*. Sage Publications, Inc., Newbury Park, California, 1992.
- FERRÃO, M. E.; COUTO, A. C. The use of a school value-added model for educational improvement: a case study from the Portuguese primary education system, *School Effectiveness and School Improvement: An International Journal of Research, Policy and Practice*, 2013.
- GOLDSTEIN, H. *Multilevel Statistical Models*. 2. ed. New York: John Wiley & Sons, 1995.
- HAMBLETON, R. K.; SWANINATHAN, H.; ROGERS, H. *Fundamentals of Item Response Theory*. Sage Publications, Inc., Newbury Park, California, 1991.
- HOX, J. Multilevel Analysis of regression and Structural equation models. In: JOOP H. (Org.). *Hierarchical models of Survey Data*. Michigan: 54th Summer Institute, 2001.
- LORD, F.M. *Applications of item response theory to practical testing problems*. Hillsdale: Lawrence Erlbaum, New York, 1980.
- RAUDENBUSH, S. et al. *HLM5 - Hierarchical Linear and Nonlinear Modeling*. Illinois: Scientific Software International, Inc. Lincolnwood, 2000.
- SAMEJIMA, F. Estimation Latent Ability Using a Response Pattern of Graded Scores. *Psychometric Monograph*, n. 17, 1969.
- SOARES, T. Utilização da Teoria da Resposta ao Item na Produção de Indicadores Sócio-Econômicos. *Pesquisa Operacional*, n. 1, 2005.
- SOARES, T. Modelo de Três Níveis Hierárquicos Para a Proficiência dos Alunos da 4ª Série Avaliados no Teste de Língua Portuguesa do Simave/PROEB – 2002. *Revista Brasileira de Educação*, v. 29, p. 73-87, 2005.
- TIMM, H. *Applied Multivariate Analysis*. New York: Springer Text in Statistics, Springer Verlag, 2002.
- WILSON, D. T.; WOOD, R.; GIBBONS, R. *Testfact: Test Scoring, and Item Factor Analysis*. Scientific Software International, Inc. Lincolnwood, Illinois, 1998.

Apêndice

Apêndice I - Fatores Extraídos dos questionários aplicados aos professores na Prova Brasil

Análise dos possíveis problemas de aprendizagem.

Nos instrumentos aplicados aos professores na PROVA Brasil, com o objetivo de se avaliar as possíveis causas dos problemas de aprendizagem dos alunos da(s) série(s) avaliadas, os professores responderam em escala de “concordo” ou “discordo” a assertivas do tipo: “Ocorrem devido ao baixo salário dos professores, que gera insatisfação e desestímulo para a atividade docente.”, “São decorrentes do meio em que o aluno vive.”. Após a aplicação da análise fatorial foram identificados dois fatores predominantes denominados de: “Atribuição do baixo aprendizado à causas exógenas ao professor e intrínsecas a escola” e “Atribuição do baixo aprendizado à causas exógenas ao professor e extrínsecas a escola”.

Atribuição do baixo aprendizado às causas exógenas ao Professor e Intrínsecas a escola.

Esse fator trata sobre problemas na aprendizagem dos alunos que são originados por causas na escola, como carência de infraestrutura, poucas oportunidades de desenvolvimento intelectual do aluno, conteúdos curriculares não adequados ou não cumpridos, bem como sobrecarga e desestímulo dos docentes.

Atribuição do baixo aprendizado às causas exógenas ao Professor e intrínsecas à escola

Assertivas	Carga
46. Ocorrem na escola devido à carência de infraestrutura física e/ou pedagógica.	0,749
47. São decorrentes do ambiente de insegurança física da escola.	0,700
48. Ocorrem na escola por oferecer poucas oportunidades de desenvolvimento das capacidades intelectuais do aluno.	0,720
49. Estão relacionados aos conteúdos curriculares, que são inadequados às necessidades dos alunos.	0,548
50. Estão relacionados ao não-cumprimento do conteúdo curricular.	0,552
51. Relacionam-se à sobrecarga de trabalho do(as) professores(as), dificultando o planejamento e o preparo das aulas.	0,601
52. Ocorrem devido ao baixo salário dos professores, que gera insatisfação e desestímulo para a atividade docente.	0,595

Fonte: Elaboração própria

Atribuição do baixo aprendizado às causas exógenas ao Professor e Intrínsecas à escola.

Já este fator trataria de causas externas à escola para os problemas de aprendizagem dos alunos, como o meio em que vive, falta de assistência e *déficit* cultural da família, e também razões pessoais dos alunos como sua baixa auto estima e aptidão, bem como desinteresse e indisciplina.

Atribuição do baixo aprendizado a causas exógenas ao Professor e extrínsecas a escola

Assertivas	Carga
53. São decorrentes do meio em que o aluno vive.	0,679
54. São decorrentes do nível cultural dos pais dos alunos.	0,636
55. Estão relacionadas à falta de assistência e acompanhamento da família nos deveres de casa e pesquisas dos alunos.	0,785
56. Ocorrem devido à falta de aptidão e habilidades do aluno.	0,422
57. Estão vinculados à baixa autoestima dos alunos.	0,519
58. Ocorrem devido ao desinteresse e falta de esforço do aluno.	0,676
59. São decorrentes da indisciplina dos alunos em sala de aula.	0,480

Fonte: Elaboração própria

Percepção do incentivo do diretor

Com o objetivo de se aferir a percepção do incentivo do diretor pelo professor, os professores foram perguntados sobre o seu grau de concordância/discordância a algumas assertivas sobre o comportamento do diretor da escola em diferentes situações, como motivação ao trabalho e a atividades especiais, o foco na aprendizagem, administração ou manutenção da escola. Essas assertivas deveriam ser respondidas em uma escala de Likert de cinco pontos, variando de “Concordo totalmente” a “Discordo totalmente”. Após a análise fatorial identificou-se uma dimensão predominante denominada de: “Percepção do incentivo do diretor”.

Este fator mede o quanto o diretor da escola motiva o trabalho e atividades especiais, foca em aspectos de aprendizagem, administração ou manutenção da escola, e deixa transparecer confiança. Também mede a percepção do respeito pelo diretor do professor.

Percepção do incentivo do diretor

Assertivas	Carga
60. O(a) diretor(a) me anima e me motiva para o trabalho.	0,917
61. Tenho plena confiança no(a) diretor(a) como profissional.	0,969
62. O(a) diretor(a) consegue que os professores se comprometam com a escola.	0,827
63. O(a) diretor(a) estimula as atividades inovadoras.	0,894
64. O(a) diretor(a) dá atenção especial a aspectos relacionados com a aprendizagem dos alunos.	0,911
65. O(a) diretor(a) dá atenção especial a aspectos relacionados com as normas administrativas.	0,726
66. O(a) diretor(a) dá atenção especial a aspectos relacionados com a manutenção da escola.	0,743
67. Sinto-me respeitado(a) pelo(a) diretor(a).	0,715
68. Respeito o(a) diretor(a).	0,463
74. O diretor, os professores e os demais membros da equipe da escola colaboram para fazer esta escola funcionar bem.	0,511

Coesão e trabalho em equipe

A fim de se aferir a percepção do trabalho em equipe pelo professor, foi questionado quanto ao seu grau de concordância/discordância a algumas assertivas sobre a participação do professor em relação a atividades em equipe, comportamento dos colegas em relação as suas ideias. Essas assertivas foram respondidas em uma escala de Likert de cinco pontos, variando de “Concordo totalmente” a “Discordo totalmente”. Após a análise fatorial, identificou-se uma dimensão predominante denominada de: “Coesão e trabalho em equipe”.

Esse fator analisa atitudes pessoais do docente no âmbito escolar, como participar de decisões importantes, considerar e ter suas ideias consideradas, bem como uma avaliação do corpo de professores pelos próprios docentes.

Coesão e trabalho em equipe

Assertivas	Carga
69. Participo das decisões relacionadas com o meu trabalho.	0,556
70. A equipe de professores leva em consideração minhas ideias.	0,895
71. Eu levo em consideração as ideias de outros colegas.	0,968
72. O ensino que a escola oferece aos alunos é muito influenciado pela troca de ideias entre os professores.	0,684
73. Os professores desta escola procuram coordenar o conteúdo das disciplinas entre as diferentes séries.	0,599

Problemas que ocorrem nas escolas

A fim de se identificar as principais fontes de problemas na escola na percepção dos professores foram questionados se ocorreram determinados tipos de problemas como “Alto índice de faltas por parte dos alunos”. Após a realização da análise fatorial, identificou-se dois fatores denominados:

“Carência de recursos pedagógicos e financeiros” e “Absentéismo de professores e alunos”.

Carência de recurso pedagógicos e financeiros

Assertivas	Carga
75. Insuficiência de recursos financeiros?	0,760
78. Carência de pessoal de apoio pedagógico (coordenador, supervisor, orientador educacional)?	0,519
79. Falta de recursos pedagógicos?	0,919

Este fator avalia a percepção dos professores em relação à falta de certos recursos necessários à escola. Tais como recursos financeiros, pedagógicos entre outros.

Absenteísmo de professores e alunos

Assertivas	Carga
76. Inexistência de professores para algumas disciplinas ou séries?	0,661
77. Carência de pessoal administrativo?	0,349
80. Alto índice de faltas por parte dos professores?	0,867
81. Alto índice de faltas por parte dos alunos?	0,627
82. Problemas disciplinares causados pelos alunos?	0,538

Este fator avalia a percepção dos professores quanto à administração e organização na escola, causas do absenteísmo e ausência de diversos atores escolares, como professores e alunos.

Empenho do professor

Foi questionado o quanto o professor desenvolve determinadas práticas pedagógicas como “Experimentar diferentes modos de resolver um problema ou efetuar um cálculo”. O professor deveria responder a estas questões segundo uma escala de Likert de 5 pontos: “semanalmente”, “algumas vezes por mês”, “uma vez por mês”, “uma vez por bimestre” e “nunca”.

Absenteísmo de professores e alunos

Assertivas	Carga
133. Copiar textos do livro didático ou do quadro negro ou lousa.	0,768
134. Promover discussões a partir de textos de jornais e revistas.	0,550
135. Fazer exercícios sobre a gramática relacionados com textos de jornais ou revistas.	0,807
136. Ler, discutir com colegas e escrever textos relacionados com o desenvolvimento de projeto temático	0,419
137. Ler contos, crônicas, poesias ou romances.	0,300
138. Conversas sobre contos, crônicas, poesias ou romances.	0,290
139. Utilizar contos, crônicas, poesias ou romances para exercitar aspectos da gramática.	0,448
140. Fixar os nomes de conceitos gramaticais e linguísticos.	0,486
141. Discutir um texto, explorando as diferenças entre fatos e opiniões.	0,391

Após a análise fatorial, foi possível construir duas medidas: “Empenho do Professor de Língua Portuguesa” e “Empenho do Professor de Matemática”.

Este fator evidencia o empenho dos professores quando fazem uso de certos argumentos para deixarem suas aulas mais informativas, como promover discussões sobre certos assuntos estudados, fazer exercícios sobre gramática, entre outros.

Empenho do Professor de Matemática

Assertivas	Carga
142. Fazer exercícios para fixar procedimentos e regras.	0,108
143. Lidar com situações problemas que exigem raciocínios diferentes e mais complexos que a maioria dos exemplos usuais.	0,452
144. Falar sobre suas soluções, discutindo os caminhos usados para encontrá-las.	0,424
145. Gravar as regras que permitem obter as repostas certas dos cálculos e problemas.	0,267
146. Lidar com temas que aparecem em jornais e/ou revistas, discutindo a relação dos temas com a matemática.	0,997
147. Interpretar resultados numéricos obtidos para dar uma resposta adequada ao problema.	0,533
148. Lidar com situações que lhes sejam familiares e que apresentem temas de interesse dos alunos.	0,532
149. Experimentar diferentes modos de resolver um problema ou de efetuar um cálculo.	0,506
150. Aprimorar a precisão e a velocidade de execução de cálculos.	0,462
151. Experimentar diferentes ações (coletar informações, recortar, analisar, explorar, discutir, manipular, etc.) para resolver problemas.	0,601

Este fator mede as práticas pedagógicas aplicadas pelos professores nas salas de aula, como falar sobre as soluções dos exercícios, discutindo os caminhos usados para encontrá-las, ou lidar com temas que aparecem em jornais e/ou revistas, discutindo a relação dos temas com a matemática.

Apêndice II – Variáveis que compõem o Indicador de Infraestrutura

A medida de infraestrutura foi extraída da base do Censo Escolar 2012, composta com base em mais de 40 itens de posse. Tais itens avaliam se a escola possui sala de professores, banheiro adaptado, materiais didáticos como retroprojetor, DVD, acesso à internet banda larga, entre outros itens.

Item de Posse	Carga
Item 1 - Sala de Diretoria	0,927
Item 2 - Sala de Professor	0,903
Item 3 - Laboratório de Informática	0,832
Item 4 - Laboratório de Ciências	0,72
Item 5 - Sala de Atendimento Especial	0,63
Item 6 - Quadra de Esportes Coberta	0,758
Item 7 - Quadra de Esportes Descoberta	0,646
Item 8 - Cozinha	0,729
Item 9 - Biblioteca	0,77
Item 10 - Sala de Leitura	0,624
Item 11 - Parque Infantil	0,612
Item 12 - Sanitário Fora do Prédio	0,053
Item 13 - Sanitário Dentro do Prédio	0,909
Item 14 - Sanitário Ei	0,569
Item 15 - Sanitário Pne	0,741
Item 16 - Dependências Pne	0,718
Item 17 - Secretaria	0,871
Item 18 - Banheiro com Chuveiro	0,712
Item 19 - Refeitório	0,74
Item 20 - Despensa	0,735
Item 21 - Almoxarifado	0,794
Item 22 - Auditório	0,704
Item 23 - Pátio Coberto	0,731
Item 24 - Pátio Descoberto	0,712
Item 25 - Alojamento para Aluno	0,408
Item 26 - Alojamento para Professor	0,231
Item 27 - Área Verde	0,66
Item 28 - Lavanderia	0,538
Item 29 - Dependências - Outras	0,68
Item 30 - Equipamento - Tv	0,96
Item 31 - Equipamento - Videocassete	0,736
Item 32 - Equipamento - Dvd	0,973
Item 33 - Equipamento - Parabólica	0,607
Item 34 - Equipamento - Copiadora	0,858
Item 35 - Equipamento - Retroprojektor	0,838
Item 36 - Equipamento - Impressora	0,975
Item 37 - Equipamento - Som	0,887
Item 38 - Equipamento - Multimídia	0,871
Item 39 - Equipamento - Fax	0,804
Item 40 - Equipamento - Foto	0,873
Item 41 - Computadores	0,817
Item 42 - Internet	0,503
Item 43 - Banda Larga	0,156

Apêndice III - Variáveis que Compõe o Indicador de utilização e Recurso de Informática – Projeto BNDES

A partir de 15 questões inseridas no instrumento aplicado aos alunos no Projeto BNDES foi produzido um indicador de recursos e utilização de informática. Essas questões estão apresentadas no quadro abaixo com as suas respectivas cargas fatoriais.

Assertivas	Carga
48. Internet (download de materiais com lições, atividades estruturadas e textos)	0,563
49. Internet (assistindo vídeos de aulas)	0,585
50. E-mail e mensagens instantâneas para comunicação com colegas mais preparados	0,538
51. Computador na edição de textos	0,634
52. Computador para elaboração de gráficos e figuras	0,655
53. Internet (exibição de vídeos ou músicas)	0,547
54. Internet (uso interativo de materiais com lições e atividades estruturadas)	0,682
55. Edição de textos sobre assuntos discutidos em classe	0,729
56. Elaboração de gráficos e figuras sobre assuntos discutidos em classe	0,731
57. Internet para pesquisar informações sobre o tema da aula	0,702
58. Internet para busca e visualização de vídeos ou músicas	0,577
59. Internet para uso interativo de materiais com lições e atividades estruturadas de matemática e língua portuguesa	0,724
60. Edição de textos sobre assuntos discutidos em classe	0,763
61. Elaboração de gráficos e figuras sobre assuntos discutidos em classe	0,801
62. Internet para pesquisar livremente informações sobre o tema da aula	0,722

APÊNDICE IV - Análise Fatorial (Consistência interna dos indicadores)

O primeiro passo na construção dos indicadores foi o da análise da correlação bisserial (Lord, 1980) para cada uma das variáveis binárias acima e a correlação polisserial (*ibidem*) para as variáveis politômicas. A correlação bisserial é uma medida clássica da capacidade de discriminação do item, representando o grau de correlação que cada item binário tem com o escore bruto calculado com todos os itens. Foi utilizado o *software Testfact*[®] (Wilson *et al*, 1998) e o *software Parscale*[®], e todas as variáveis que apresentaram coeficiente estimado para a correlação bisserial/polisserial inferior a 0,40 são excluídas do cálculo do indicador.

Em seguida, uma análise da dimensionalidade associada às demais questões foi produzida utilizando-se métodos de análise fatorial restrita (Timm, 2002) por meio das matrizes de correlação Tetracórica (Wilson, Wood e Gibbons, 1998) realizadas com o uso do software TESTFACT[®] (no caso de indicadores obtidos por meio de variáveis dicotômica) e por meio

das matrizes de correlação Policórica realizadas com o uso do software LISREL® (no caso de indicadores obtidos por meio de variáveis politômicas ordinais). Para a obtenção das cargas dos modelos de análise fatorial utilizou-se o método de extração por componentes principais a partir da matriz de correlação apropriada das variáveis, produzindo, em seguida, uma solução a partir do método de rotação VARIMAX. Para uma verificação da adequação da análise fatorial foi utilizada a medida KMO (Kaiser-Meyer-Olkin), que apresentou valores estimados acima de 0.85, indicando uma adequação muito satisfatória dos indicadores obtidos.

Os indicadores foram, então, construídos usando-se o software BILOG-MG®, no caso de variáveis dicotômicas e o software PARSCALE, no caso de variáveis politômicas, por meio de modelos da Teoria da Resposta ao Item (Hambleton, Swaminathan & Rogers, 1991; Andrade, Tavares & Valle, 2001; Lord, 1980) apresentados nas próximas seções.

APÊNDICE V – Modelos da Teoria da Resposta ao Item (TRI)

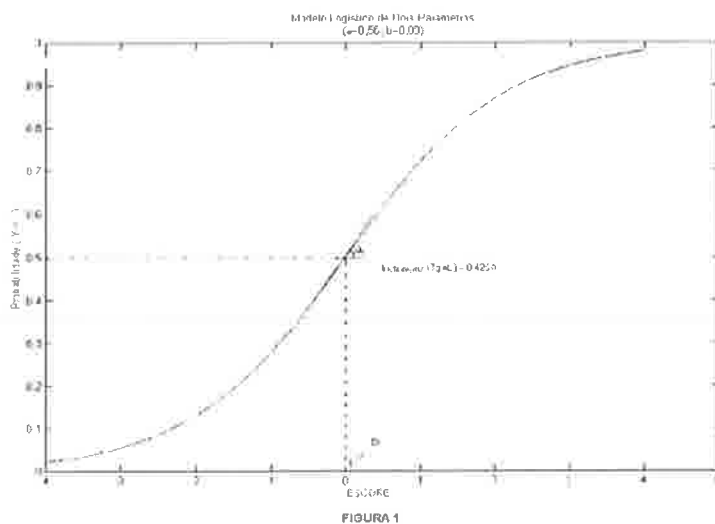
Modelo Logístico de Dois Parâmetros (unidimensional).

Esse modelo, proposto por Birnbaum (1968), pressupõe a relação monótona entre o valor do constructo latente (a condição socioeconômica, por exemplo) do indivíduo e a sua probabilidade de escolha por uma das duas alternativas segundo uma função de distribuição logística, parametrizada por coeficientes que representam determinadas características do item. Assim, admita que Y seja uma variável aleatória dicotômica assumindo os valores 0 ou 1. No caso específico de um instrumento de posses de bens, o valor 0 está associado a não possuir o bem e o valor 1 a possuir o bem por parte da família do aluno. O modelo de dois parâmetros expressa, então, a relação entre a variável latente θ e a resposta dada ao item da seguinte forma:

$$P_i(Y = 1; \theta, a_i, b_i) = \frac{e^{D a_i (\theta - b_i)}}{1 + e^{D a_i (\theta - b_i)}} \quad (1) \quad \text{onde o índice } i$$

representa o item; a_i é denominado parâmetro de discriminação do item; b_i é denominado de parâmetro de dificuldade do item. D é um fator de escala, constante, e normalmente igual a 1,7, usado para aproximar a curva logística da distribuição normal. Esse fator de escala vai permitir que os valores de θ dos indivíduos sejam estimados com valores muito próximos para os dois tipos de modelos. Como se pode notar, o parâmetro b_i representa o ponto na escala da variável latente θ , para o qual há 50% de chance de escolha da resposta representada por $Y=1$ pelo indivíduo. É fácil observar que se (1) for derivada em relação a θ , a função resultante atinge seu

máximo em $\theta = b_i$ com um valor diretamente proporcional a a_i ($0.425 a_i$). Portanto, quanto maior for o valor do parâmetro a_i , mais sensível torna-se o modelo a variações na habilidade em torno de seu ponto de dificuldade. Isto é, maiores valores para o parâmetro a_i produzirão maior capacidade de distinção entre dois indivíduos com habilidades diferentes no nível da escala em torno do nível de dificuldade do item. Por isso ele é conhecido como parâmetro de discriminação do item. Na figura 1, apresenta-se a denominada curva característica de um item, isto é, a representação dos valores, sob forma de gráfico, de um particular modelo θ , enfatizando as propriedades de seus parâmetros:

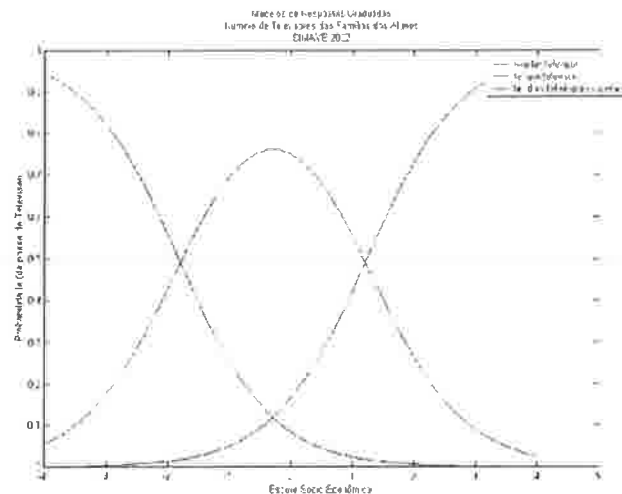


Modelo Logístico Para Respostas Graduadas

O modelo de respostas graduadas é uma generalização do modelo de dois parâmetros para o caso de mais de duas categorias ordenadas de respostas. Para sua formulação admita, inicialmente, que o indivíduo possa alcançar os seguintes níveis, tendo em vista as suas respostas atribuídas ao item i , $\eta^i = \eta_0, \eta_1, \dots, \eta_{m_i}$. Admita, ainda, que tendo alcançado o nível η_ℓ ele tenha também alcançado os níveis η_j para $j < \ell$. Assim, considere a classe de eventos $N = \{(\eta_0), (\eta_0, \eta_1), \dots, (\eta_0, \eta_1, \dots, \eta_{m_i})\}$ onde $N_\ell = (\eta_0, \eta_1, \dots, \eta_\ell)$ é o evento que representa o fato de o indivíduo ter alcançado o nível η_ℓ . A resposta dada ao instrumento será classificada segundo a escala ordinal $K_i = 0, 1, \dots, m_i$ onde $K_i = \ell$, representa que o indivíduo alcançou o nível η_ℓ e não alcançou os níveis η_j , $j \geq \ell$. Samejima (1969) propõe o seguinte modelo:

$$P_i(K = \ell; \theta) = \frac{1}{1 + e^{-Da_i(\theta - b_i + c_\ell)}} - \frac{1}{1 + e^{-Da_i(\theta - b_i + c_{\ell+1})}}$$

onde $C_0 = \infty$ e, $b_{i,\ell} = b_i - C_\ell$ é a dificuldade de se alcançar pelo menos o nível ℓ no item i . O seguinte exemplo ilustra uma aplicação de modelos para respostas graduadas. O modelo abaixo foi o obtido para uma questão que perguntava sobre o número de televisores que a família de um aluno possuía (as possibilidades de respostas eram as seguintes: nenhum, 1 televisor, 2 ou mais). Para esse tipo de item, a probabilidade de escolha de cada resposta pode ser modelada através dos modelos de respostas graduadas. O seguinte modelo foi obtido ($a_i = 0.767$, $b_i = -0.300$, $C_0 = \infty$, $C_1 = 1.535$, $C_2 = -1.535$) e a probabilidade de cada resposta está representada no gráfico abaixo:



Note-se que a probabilidade de não ter televisor é mais elevada nas famílias de escores socioeconômicos mais baixos, decaindo com o aumento da condição socioeconômica. A probabilidade de a família ter apenas um televisor é mais elevada nas famílias com escores medianos e a probabilidade de se ter dois ou mais televisores é característico de famílias mais abastadas. É importante observar que:

$$a_i(\theta - b_i + c_\ell) = \frac{a_i}{s} [s\theta - (sb_i - t) + (c_\ell - t)] \quad (s \neq 0)$$

o que, naturalmente, conduz a um problema de identificabilidade dos parâmetros se não forem admitidas restrições adicionais. Assim, admite-se que

se que $\frac{C_1 + \dots + C_{m_i}}{m_i} = cte$ (0.0, tipicamente) o que resolve o problema de

identificabilidade nesses casos. Por último, deve-se notar que o modelo de respostas graduadas se reduz ao modelo de dois parâmetros quando $m_i = 1$.

APÊNDICE VI – Modelos Hierárquicos

Os sistemas escolares são um exemplo típico de estrutura hierárquica, pois os alunos estão agrupados em turmas, as turmas agrupadas em escolas, as escolas em uma determinada localidade, e assim por diante.

O modelo multinível (Goldstein, 1995) também chamado de modelo hierárquico (Bryk & Raudenbush, 1992), leva em consideração a estrutura de agrupamento dos dados. Concretamente, isso se reflete na especificação do modelo multinível da seguinte forma: para o modelo de regressão clássico, o intercepto e o coeficiente de inclinação são parâmetros fixos, enquanto que para o modelo multinível o intercepto e o coeficiente de inclinação são considerados parâmetros aleatórios, dependentes da influência do nível hierárquico mais alto.

As análises que consideram em seus modelos a estrutura de agrupamento dos dados têm várias vantagens: (i) se baseiam em modelos mais flexíveis e estruturados que utilizam melhor a informação presente na amostra; fornecem, ainda, uma equação para cada escola, por exemplo, o que permite análises individuais para cada grupo; (ii) o uso da informação do agrupamento dos dados possibilita formular e testar hipóteses relativas a efeitos entre os níveis e (iii) permite a partição da variabilidade da variável resposta nos diversos níveis.

Os modelos de regressão multinível têm por objetivo descrever, através de um modelo estatístico, a relação entre variáveis explicativas e independentes, representadas genericamente por x , e uma variável dependente y (ou mais de uma, no caso de modelos multivariados). Neste trabalho só são considerados modelos com dois níveis hierárquicos. Assim, considere-se que, genericamente, uma amostra aleatória de dados tenha sido coletada a partir de uma estrutura em dois níveis, estando as unidades do 1º nível (alunos) agrupadas segundo as unidades do 2º nível (escola). Cada aluno é representado pelo índice i e o índice j representa cada unidade de escola. Suponha que x represente uma variável de aluno e w uma variável de escola. O modelo multinível, então, terá a seguinte expressão geral:

$$y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} x_{ij} + e_{ij} \quad (1)$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} w_j + u_{0j} \quad (2)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} w_j + u_{1j} \quad (3)$$

Substituindo (2) e (3) em (1) obtém-se:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10} x_{ij} + \gamma_{01} w_j + \gamma_{11} w_j x_{ij} + u_{1j} x_{ij} + u_{0j} + e_{ij} \quad (4)$$

No modelo acima, os coeficientes apresentam a seguinte interpretação:

y_{ij} representa a proficiência do i -ésimo aluno da j -ésima escola;
 β_{0j} é o intercepto geral do modelo, sendo definido como variável aleatória;
 β_{1j} é o coeficiente de inclinação associado à variável x , que representa o impacto da variável explicativa no desempenho do aluno e pode ser especificado como de efeito fixo ou como de efeito aleatório;

$\gamma_{00}, \gamma_{01}, \gamma_{10}, \gamma_{11}$ são parâmetros fixos a serem estimados;

u_{0j} é o denominador de efeito individual da escola, que é a componente de erro aleatório do nível 2 associada ao intercepto; pressupõe-se ter distribuição normal com média zero e variância σ_{u0}^2 ;

u_{1j} é a componente de erro aleatório do nível de escola associada ao coeficiente de inclinação; pressupõe-se ter distribuição normal com média zero e variância σ_{u1}^2 ;

e_{ij} é a componente de erro aleatório associado ao aluno, representa o resíduo da medida do rendimento do aluno não explicado pelo modelo; pressupõe-se ter distribuição normal com média zero e variância σ_e^2 ;

$\sigma_{u0}^2, \sigma_{u1}^2, \sigma_e^2$ são denominados de componentes de variância do modelo.

Por hipótese, admite-se que o erro e , de nível de aluno, seja independente dos erros de nível de escola. Note-se ainda que $\beta_{01} w_j$ representa o impacto da variável explicativa de nível de escola no rendimento do aluno e $\beta_{11} w_j x_{ij}$ representa o termo de interação entre as duas variáveis explicativas (de turma e escola).

Na equação de regressão anterior poderão ser incluídas outras variáveis explicativas de nível de turma e também de nível de escola. A estrutura para o modelo resultante é análoga àquela apresentada através das equações de (1) a (4). A extensão do modelo multinível para outras variáveis permite obter o impacto das novas variáveis no rendimento escolar bem como obter outros termos de interação, alcançando uma maior diminuição da variabilidade total e consequente aumento da capacidade de explicação da variável dependente pelo modelo resultante. Além disso, é possível analisar como as diversas variáveis interagem e como seus impactos sobre a variável dependente se comportam na presença das outras variáveis.

Segundo Goldstein (1995), um indicador do grau de agrupamento da população em estudo é o coeficiente de “intra-correlação”. Para o modelo multinível especificado, o que se mede com o coeficiente de intra-correlação é a proporção da variância total do resultado dos alunos que é devida às características das escolas. A forma mais simples para se obter o coeficiente de intra-correlação é a seguinte: primeiramente constrói-se um modelo

multinível sem variáveis explicativas, também chamado de modelo nulo, que tem apenas três termos: β_0 , u_{0j} e e_{ij} , de tal forma que a variância total para a variável dependente nesse modelo é dada apenas por $\sigma_{u0}^2 + \sigma_e^2$. O coeficiente de intra-correlação, então, é calculado pela fórmula:

$$\rho = \frac{\sigma_{u0}^2}{\sigma_e^2 + \sigma_{u0}^2} \quad (5)$$

Esse coeficiente toma valores no intervalo [0,1] e, quanto maior o seu valor, maior a proporção da variância que é devida ao segundo nível. Seu cálculo é usado para justificar o emprego de um modelo multinível ao invés de um modelo de regressão clássico.

Neste trabalho, a estimação dos coeficientes fixos é realizada através do método de mínimos quadrados generalizados (Bryk & Raudenbush, 1992) e a estimação das componentes de variância é realizada através dos métodos de máxima verossimilhança plena e máxima verossimilhança restrita (*ibidem*). Para tanto, foi utilizado o *software HLM5*® (Raudenbush et al, 2000). A medida de ajuste do modelo utilizada foi a chamada estatística de *deviance*, definida por:

$$D = -2 \text{ LOG } (L),$$

onde L é o valor da função de verossimilhança (maximizada segundo os valores dos parâmetros do modelo) nos valores observados da variável dependente e das variáveis explicativas (Bryk & Raudenbush, 1992).

O processo mais utilizado na construção de um modelo hierárquico é do tipo “Bottom-up”, isto é, parte-se do modelo nulo e vai-se incluindo as variáveis segundo uma heurística específica, que se baseia na verificação da significância dos coeficientes (parâmetros fixos e aleatórios) para cada modelo. Pode-se utilizar a estatística *deviance*, que é uma medida do grau de ajustamento dos dados ao modelo construído, para produzir um critério de escolha entre dois modelos aninhados. Isto é, utiliza-se a *deviance* para comparar um modelo mais simples com um modelo mais geral. Normalmente, os modelos com a *deviance* mais baixa são melhores, no entanto, para testar se a diferença entre as *deviances* de dois modelos é significativa ou não, emprega-se o teste de significância χ^2 com o número de graus de liberdade igual à diferença de parâmetros entre os dois modelos. Outro critério empregado para inclusão ou não de variáveis no modelo foi o critério AIC (Akaike, 1974 *apud* Hox, 2001). Este critério é utilizado para comparar modelos diferentes (normalmente aninhados) e é calculado a partir do valor da *deviance* adicionado a um fator que penaliza o número de parâmetros estimados. Segundo a sugestão de Hox (2001), este critério

pode ser empregado para se decidir entre dois modelos hierárquicos. O critério AIC é dado por:

$$AIC = d + 2q$$

onde d é a *deviance* e q é o número de parâmetros estimados no modelo.

A vantagem do AIC em relação ao teste do χ^2 para testar a diferença entre as *deviances* é que no critério AIC não é necessário estipular um nível de significância, o que é sempre um critério subjetivo. Nesse trabalho, ambos os métodos foram empregados e não houve conflito entre os resultados.

Essa heurística utilizada visa à construção de um melhor modelo multinível. No entanto, essa abordagem não é a única possível, mas pretende-se que, com o seu emprego, possa se alcançar um modelo suficientemente informativo para os fins. O processo é, portanto, iterativo e, em cada passo, uma variável (do nível de turma ou escola) é introduzida ou não no modelo, de acordo com os critérios descritos acima. Eventualmente uma variável anteriormente introduzida pode ser excluída a partir do momento que outra “mais explicativa” seja introduzida. As possíveis interações entre as variáveis são testadas ao final do processo a partir daquelas variáveis que estão no modelo e outras que não se encontram no modelo.